

Universidade de São Paulo – USP Instituto de Ciências Matemáticas e Computação – ICMC Prof. Dr. Murilo Francisco Tomé

GABRIEL DE ANDRADE DEZAN – 10525706 IVAN MATEUS DE LIMA AZEVEDO – 10525602 RAFAEL GONGORA BARICCATTI – 10892273

1º Trabalho Prático – Métodos Iterativos para Sistemas Lineares

Introdução

Em Análise Numérica, os métodos iterativos são utilizados para resolver sistemas de equações lineares muito grandes. Um desses métodos é o método de Gauss-Seidel. Este trabalho consiste na solução de um sistema linear matricial da forma $A \cdot x = b$ através deste método.

O método de Gauss-Seidel é uma variação do método de Jacobi. Veremos a seguir o porquê desse método ter sido criado.

1. Método iterativo de Jacobi

O método de Jacobi funciona da seguinte forma: supondo um sistema linear nas incógnitas $x_1,...,x_n$ da seguinte forma:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

Supondo também que todos os termos $a_{i,i}$; i=1,...,n sejam diferentes de zero (se não for o caso, isso pode ser resolvido às vezes com uma troca na ordem de equações). Nesse caso, a solução desse sistema satisfaz:

$$x_{1} = \frac{1}{a_{11}} [b_{1} - a_{12} x_{2} - \dots - a_{1n} x_{n}]$$

$$x_{2} = \frac{1}{a_{22}} [b_{2} - a_{21} x_{1} - \dots - a_{2n} x_{n}]$$

$$\vdots$$

$$x_{n} = \frac{1}{a_{nn}} [b_{n} - a_{n1} x_{1} - \dots - a_{n,n-1} x_{n-1}]$$

O método de Jacobi consiste em definir uma aproximação inicial $\mathbf{x}^{(0)}$, onde $\mathbf{x} = [x_{1,\dots},x_n]^T$ é o vetor resposta do sistema linear na forma matricial matricial $A \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b}$, e substituí-la no lado direito das equações acima e obter assim o vetor $\mathbf{x}^{(1)}$, em seguida substituir esses novos valores novamente para calcular o vetor $\mathbf{x}^{(2)}$ e assim sucessivamente. Então tem-se:

$$\begin{aligned} x_{1}^{(k+1)} &= \frac{1}{a_{11}} [b_{1} - a_{12} x_{2}^{(k)} - \dots - a_{1n} x_{n}^{(k)}] \\ x_{2}^{(k+1)} &= \frac{1}{a_{22}} [b_{2} - a_{21} x_{1}^{(k)} - \dots - a_{2n} x_{n}^{(k)}] \\ &\vdots \\ x_{n}^{(k+1)} &= \frac{1}{a_{nn}} [b_{n} - a_{n1} x_{1}^{(k)} - \dots - a_{n,n-1} x_{n-1}^{(k)}] \end{aligned}$$

No caso geral, para um elemento qualquer de $x^{(k+1)}$, temos:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} [b_i - \sum_{\substack{j=1\\ i \neq i}}^n a_{ij} x_j^{(k)}], \quad i = 1, ..., n, \quad k = 0, 1, 2, ...$$

1.1. Forma matricial do método iterativo de Jacobi

Sejam as matrizes D (matriz diagonal), L (matriz triangular inferior) e U (matriz triangular superior), tais que A=L+D+U. Multiplicando a equação (I) por a_{ii} e reestruturando a equação, podemos chegar na forma matricial do método:

$$x_{i}^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left[b_{i} - \sum_{\substack{j=1\\j \neq i}}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)} \right]$$
$$a_{ii} x_{i}^{(k+1)} = b_{i} - \sum_{\substack{j=1\\j \neq i}}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)}$$

Pode-se notar então que o equivalente matricial é:

$$(D) x^{(k+1)} = b - (L+U) x^{(k)}$$

$$x^{(k+1)} = -D^{-1} (L+U) x^{(k)} + D^{-1} b$$

Definem-se então, outras duas matrizes C_J e ${m g}_J$ tais que $C_J = -D^{-1}(L + U)$ e ${m g}_J = D^{-1}{m b}$.

2. Método iterativo de Gauss-Seidel

O método de Gauss-Seidel então surge como uma forma de otimizar o método de Jacobi. A otimização surge a partir do seguinte raciocínio: supondo que o método de Jacobi seja convergente, podemos observar que para que possamos calcular $x^{(k+1)}$, precisamos dos valores de $x^{(k)}$ e também que como a sequência $x^{(k+1)}$ é convergente, então os valores $x_i^{(k+1)}$, $i=1,\ldots,n$ que já foram calculados

são uma melhor aproximação que os valores $x_i^{(k)}$, i=1,...,n. Dessa forma temos então a definição do método iterativo de Gauss-Seidel:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left[b_i - \sum_{i=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{i=i+1}^{n} a_{ij} x_j^{(k)} \right], \quad i = 1, \dots, n, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (II)$$

Ou seja, para uma dada linha i a ser calculada, os valores de $x^{(k+1)}$ com índices menores que i já foram então previamente calculados e são melhores aproximações que os valores de $x^{(k)}$ de mesmo índice. Esse método constitui então um método melhor que o de Jacobi, pois ele converge mais rápido.

2.1. Forma matricial do método iterativo de Gauss-Seidel

Sejam as matrizes D (matriz diagonal), L (matriz triangular inferior) e U (matriz triangular superior), tais que A = L + D + U. Multiplicando a equação (II) por a_{ii} e reestruturando a equação, podemos chegar na forma matricial do método:

$$\begin{split} x_{i}^{(k+1)} &= \frac{1}{a_{ii}} \left[b_{i} - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_{j}^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)} \right] \\ a_{ii} x_{i}^{(k+1)} &= b_{i} - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_{j}^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)} \\ a_{ii} x_{i}^{(k+1)} + \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_{j}^{(k+1)} &= b_{i} - \sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)} \\ \sum_{i=1}^{i} a_{ij} x_{j}^{(k+1)} &= b_{i} - \sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)} \end{split}$$

Pode-se notar então que o equivalente matricial é:

$$(L+D)x^{(k+1)} = b - Ux^{(k)}$$

$$x^{(k+1)} = -(L+D)^{-1}Ux^{(k)} + (L+D)^{-1}b$$

Definem-se então, outras duas matrizes C_J e g_J tais que $C_{GS}\!=\!-(L\!+\!D)^{-1}U$ e $g_{GS}\!=\!(L\!+\!D)^{-1}b$.

3. Forma matricial geral

Sejam as matrizes M e N , tais que A=M+N , então temos que $C=-M^{-1}N$ e $g=M^{-1}b$, com $M_J=D$ e $N_J=L+U$ para o método de Jacobi e $M_{GS}=L+D$ e $N_{GS}=U$ para o método de Gauss-Seidel.

Em geral, para qualquer dos métodos iterativos, temos que:

$$x^{(k+1)} = C x^{(k)} + g \quad (III)$$

4. Condição para convergência do método de Gauss-Seidel

Para saber sob quais condições o método converge, analisemos o comportamento o erro da sequência, definido por $e^{(k+1)}=x-x^{(k+1)}$. Tomando as mesmas matrizes mostradas acima M e N, tais que A=M+N, temos:

$$A x = b$$

$$(M+N) x = b$$

$$M x+N x = b$$

$$x = -M^{-1}N x+M^{-1}b$$

Subtraindo a equação obtida acima pela equação (III), temos:

$$x-x^{(k+1)} = Cx - Cx^{(k+1)}$$

$$x-x^{(k+1)} = C(x-x^{(k+1)})$$

$$e^{(k+1)} = Ce^{(k)}, \forall k$$

Então, como a equação acima vale para todo k, temos:

$$k = 0 \Rightarrow e^{(1)} = C e^{(0)}$$

$$k = 1 \Rightarrow e^{(2)} = C e^{(1)} = C \cdot C e^{(0)} = C^{2} e^{(0)}$$

$$k = 2 \Rightarrow e^{(3)} = C e^{(2)} = C \cdot C^{2} e^{(0)} = C^{3} e^{(0)}$$
:

Em geral, temos: $e^{(k+1)} = C^{k+1} e^{(0)}$, $\forall k$. Portanto, a única forma de o vetor erro convergir para o vetor nulo é se $\lim_{k \to \infty} C^{k+1} = 0$, ou seja, se a matriz C for uma matriz convergente.

Outras formas de se verificar se o método iterativo converge são também formas de provar que a matriz é convergente. Uma das formas é através da norma da matriz, outra, do raio espectral e outra, verificando se ela é diagonal estritamente dominante.

4.1. Outras formas: norma da matriz

Tirando a norma da equação que define o erro acima, temos:

$$\|e^{(k+1)}\| = \|C^{k+1}e^{(0)}\|$$

 $\|e^{(k+1)}\| \le \|C^{k+1}\| \cdot \|e^{(0)}\|$

Mas podemos observar que:

$$||C^{k+1}|| = ||C \cdot C^{k}|| \le ||C|| \cdot ||C^{k}||$$

$$||C^{k+1}|| \le ||C|| \cdot ||C^{k}|| \le ||C|| \cdot ||C \cdot C^{k-1}|| \le ||C|| \cdot ||C|| \cdot ||C^{k-1}||$$

$$||C^{k+1}|| \le ||C||^{2} \cdot ||C^{k-1}||$$

Em geral, temos então:

$$||C^{k+1}|| \le ||C||^{k+1}$$

Logo, pelo teorema da comparação de sequências, se $\lim_{k \to \infty} \|C\|^{k+1} = 0$, a sequência $\|C^{k+1}\|$ converge. E a única forma de o limite acima ser verdade é se $\|C\| < 1$. Portanto, se isso for cumprido, o método converge.

4.2. Outras formas: raio espectral da matriz

O raio espectral de uma matriz é dado por:

$$\rho(A) = max\{|\lambda_i|\}, i = 1,..., n$$

Onde λ_i são os autovalores da matriz. Então temos o seguinte teorema: dada uma matriz $A_{n\times n}$, a matriz é convergente se, e somente se, $\rho(A)<1$. Portanto, se $\rho(C)<1$, C é uma matriz convergente e, portanto, o método converge.

4.3. Outras formas: diagonal estritamente dominante

Para que uma matriz seja dita diagonal estritamente dominante, deve-se

cumprir o seguinte: seja $A_{n \times n}$ uma matriz qualquer, se $\left|a_{ii}\right| > \sum\limits_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} \left|a_{ij}\right|$, então a

matriz é dita estritamente dominante por colunas e se $|a_{jj}| > \sum_{\substack{i=1 \ i \neq j}}^n |a_{ij}|$, então a matriz

é dita estritamente dominante por linhas. Ela é dita estritamente dominante se cumprir uma dessas duas condições ou as duas. No caso dos métodos iterativos, se a matriz $\,C\,$ for estritamente dominante, então o método converge.

Problema

A matriz de coeficientes dada no problema é uma matriz pentadiagonal definida por (I):

(I)
$$\begin{pmatrix} a_{i,i} = 5, i = 1, \dots, n \\ a_{i,i+1} = -1, i = 1, \dots, n-1 \\ a_{i+1,i} = -1, i = 1, \dots, n-1 \\ a_{i,i+3} = -1, i = 1, \dots, n-3 \\ a_{i+3,i} = -1, i = 1, \dots, n-3 \\ a_{i,j} = 0, no \ restante$$

Para n=6, por exemplo, temos a matriz:

$$A = \begin{bmatrix} 5 & -1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 5 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 5 & -1 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & -1 & 5 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & -1 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & -1 & 5 \end{bmatrix}$$

Pode-se mostrar que essa matriz é SPD. Considere o método iterativo de Gauss-Seidel:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} [b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_j^{(k)}], i = 1,...,n, k = 0,1,2,...$$

- (a) Escreva um subprograma que, tendo como dados de entrada uma matriz real A, um vetor real b, um inteiro n, uma constante real ϵ e uma constante inteira itmax, utiliza o método de Gauss-Seidel e obtém aproximações $x^{(k+1)}$ da solução do sistema Ax=b, até que $\|x^{(k+1)}-x^{(k)}\|_{\infty} \leq \epsilon$. A variável itmax determina o número máximo de iterações permitido. Se ((k+1)>itmax), parar o programa e imprimir a mensagem: METODO GAUSS-SEIDEL DIVERGIU.
- (b) Para testar o programa, faça n=50,100 e $b_i=\sum\limits_{j=1}^n a_{ij}, i=1,...,n$, $\epsilon=10^{-8}$ e itmax=5n e execute o programa. A solução obtida deve ser $x_i=1, i=1,...,n$.

(c) Utilizando o subprograma desenvolvido no item (a), resolva o sistema $A \, x = b$, onde A é uma matriz definida pelas equações (I) e b é o vetor definido por $b_i = \frac{1.0}{i}$, $i = 1, \dots, n$. Considere o caso n = 500 e $\epsilon = 10^{-8}$. Partindo da aproximação inicial $x^{(0)} = 0$ obtenha a solução do sistema linear pelo método de Gauss-Seidel. Deve-se também escrever uma função para calcular a norma infinita de um dado vetor e usá-lo para calcular $\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|_{\infty} \le \epsilon$.

Implementação

A linguagem utilizada para escrever o programa foi a linguagem C. Visto que a matriz de coeficientes dada pelo problema é uma matriz esparsa, ou seja, uma matriz com uma grande quantidade de valores nulos comparados aos não-nulos, foi optado por utilizar uma implementação de matriz esparsa que guarda somente os valores não-nulos.

Essa escolha se deu pelo fato de que, como os valores nulos não causariam diferença nos cálculos, não há motivo para se desperdiçar memória guardando-os. Portanto, foi utilizada uma estrutura de dados especial para guardar a matriz. A estrutura pode ser observada logo abaixo:

```
//----Defining the struct of a node----
typedef struct node{ //Structure of a node
  int i;
  int j;
  long double data;
  struct node *nextRow;
  struct node *nextCol;
} node;

//----Defining the struct of a row and a column----
typedef struct node* list;

//----Defining the struct of a matrix----
typedef struct sparse_matrix{ //Structure of a matrix
  list *rows;
  list *cols;
} matrix;
```

Figura 1: Definição da estrutura de dados utilizada.

Então a matriz se constitui de duas listas encadeadas de nós, de forma que a lista chamada *rows* guarda os ponteiros das linhas e a *cols*, das colunas. Além disso, cada lista dessa é composta por vários nós que guardam os índices do elementos não-nulos da matriz, além do seu valor em si e dos ponteiros pros próximos elementos da linha e da coluna. Um esquema de uma matriz definida pelas equações (I) com n=4:

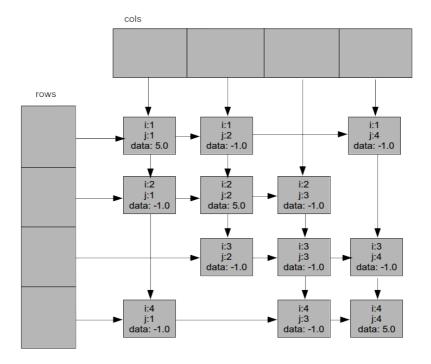


Figura 2: Esquema da estrutura de dados utilizada.

Logo abaixo serão explicadas as funções que foram utilizadas para implementar o método e que estão no código. São elas:

- node *init_node(int i, int j, long double data): esta função recebe como parâmetros os índices de um dado elemento da matriz e o seu valor e inicializa um nó a ser inserido na matriz esparsa.
- list *init_list(int n): esta função recebe o parâmetro n que informa tamanho da lista que será utilizada e inicializa essa lista.
- matrix *init_matrix(int n, int m): esta função recebe como parâmetros as dimensões de uma dada matriz e a inicializa.
- void insert_row(list *head, node *new): esta função recebe como parâmetros o primeiro elemento de uma lista (no caso a lista é uma linha) e um elemento a ser inserido e então o insere.
- void insert_col(list *head, node *new): esta função faz a mesma operação que a anterior. A diferença é que a inserção é feita em uma coluna.
- void insert_matrix(matrix *A, node *new, int i, int j): esta função recebe uma matriz, um nó a ser inserido e os índices desse nó e o insere na matriz.

- matrix *initial_array(int n): esta função inicializa um vetor nulo novo (que nada mais é que uma matriz coluna) de n linhas.
- long double test_matrix_A_values(int i, int j): esta função é a função que simula o sistema de equações dado no problema para definir quais os valores não-nulos da matriz, ou seja, ela recebe os índices desse vetor e determina se o valor do elemento é 5, -1 ou 0.
- matrix *create_test_matrix_A(int n): esta função cria a matriz de coeficientes n
 x n dada no exercício para testar o código implementado.
- long double test_matrix_b_values(matrix *A, int i, int test): esta função recebe três parâmetros: a matriz de coeficientes A, o índice de uma linha e uma flag chamada test. Primeiro a função verifica qual o valor da flag; se for 1, significa que o teste a ser realizado é o teste da letra (b) do trabalho, em que

$$b_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$$
, $i=1,\ldots,n$. Se não for 1, então o teste é o da letra (c), em que

 $b_i = \frac{1.0}{i}$, $i = 1, \ldots, n$. Então, dependendo da flag test, a função retorna um desses valores para um elemento b_i .

- matrix *create_test_matrix(matrix *A, int n, int test): esta função utiliza a função anterior para criar o vetor de teste b.
- matrix *subtract_arrays(matrix *x1, matrix *x2, int n): esta função retorna um vetor que é a subtracão de dois vetores x1 e x2.
- long double abs_value(long double n): esta função simplesmente calcula o valor absoluto de uma variável do tipo long double.
- long double inf_norm(matrix *x, int n): esta função calcula a norma infinita de um dado vetor x.
- void copy_array(matrix *x1, matrix *x2, int n): esta função copia os valores do vetor x2 em x1 (utilizada para fazer a simulação de $x^{(k)}$ e $x^{(k+1)}$).
- matrix *gauss_seidel(matrix *A, matrix *b, long double epsilon, int itmax, int n):
 esta função implementa o que foi pedido na letra (a) deste trabalho.
- void destroy_matrix(matrix *A, int n): esta função recebe uma matriz de n de linhas e apaga essa matriz da memória.

Sabendo qual foi a estrutura e as funções utilizadas, temos o código do método implementado:

```
matrix *gauss seidel(matrix *A, matrix *b, long double epsilon, int itmax, int n){
  int k = 0;
 long double aij = 0;
 long double x_kplusj = 0;
 long double x_kj = 0;
 long double sum1 = 0;
 long double sum2 = 0;
 long double aii = 0;
 node *aux = NULL;
 matrix *x k = initial array(n);
 matrix *x kplus = initial_array(n);
    for(int i = 0; i < n; ++i){
     copy_array(x_k, x_kplus, n);
suml = θ;
     sum2 = 0;
     bi = (b->rows[i])->data;
     aux = A->rows[i];
     while(aux != NULL && aux->j < i){
       aij = aux->data;
       x_kplusj = (x_kplus->rows[aux->j])->data;
       suml += aij * x kplusj;
       aux = aux->nextCol;
     aux = aux->nextCol;
     while(aux != NULL && aux->j < n){
       aij = aux->data;
       x kj = (x k->rows[aux->j])->data;
       sum2 += aij * x kj;
        aux = aux->nextCol;
     aux = A->rows[i];
     while(aux->j != i && aux != NULL){
       aux = aux->nextCol;
     aii = aux->data;
      (x_kplus->rows[i])->data = (bi - sum1 - sum2)/aii;
   ++k;
  \ while(inf_norm(subtract_arrays(x_kplus,x_k,n), n) > epsilon && (k + 1) <= itmax);
  if(k + 1 > itmax \& inf_norm(subtract_arrays(x_kplus,x_k,n), n) > epsilon) {
   printf("METODO GAUSS-SEIDEL DIVERGIU\n");
  return x kplus;
```

Figura 3: Implementação do método de Gauss-Seidel.

Resultados

A função *main* do programa consiste de um menu básico em que o usuário pode escolher que teste deseja realizar (o teste para n=50, n=100 e n=500). Após escolher a opção, o programa executará conforme instruído e serão impressos, em cada linha do terminal, os valores dos índices do vetor resultado aproximado $x^{(k+1)}$, além dos valores calculados.

Para o primeiro teste (n=50 e $b_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$, i=1,...,n), temos a seguinte imagem (que precisou ser cortada no elemento da linha 38):

```
j: 1 | data: 0.9999995933
           data: 0.9999994539
           data: 0.9999993588
           data: 0.9999992086
           data: 0.9999991141
           data: 0.9999990445
           data: 0.9999989772
           data: 0.9999989289
           data: 0.9999988949
10 | j: 1 | data: 0.9999988695
11
            data: 0.9999988546
            data: 0.9999988489
           data: 0.9999988505
13
           | data: 0.9999988593
14
           | data: 0.9999988744
     j: 1 | data: 0.9999988950
      j: 1 | data: 0.9999989206
17
      j: 1 | data: 0.9999989505
19
      j: 1 | data: 0.9999989842
      j: 1 | data: 0.9999990213
21
      j: 1 | data: 0.9999990611
      j: 1 | data: 0.9999991471
23
24
            data: 0.9999991924
            data: 0.9999992387
             data: 0.9999992855
             data: 0.9999993325
            data: 0.9999993792
data: 0.9999994254
29
30
            data: 0.9999995150
            data: 0.9999995578
             data: 0.9999995990
34
             data: 0.9999996384
             data: 0.9999996760
             data: 0.9999997114
             data: 0.9999997447
38
             data: 0.9999997759
```

Figura 4: Vetor resultado para o primeiro teste.

Para o segundo teste (n=100 e $b_i = \sum_{j=1}^{n} a_{ij}$, i=1,...,n), temos a seguinte imagem (que precisou ser cortada no elemento da linha 38):

```
1b
            data: 0.9999995736
            data: 0.9999994245
            data: 0.9999993201
            data: 0.9999991562
            data: 0.9999990481
            data: 0.9999989638
            data: 0.9999988793
            data: 0.9999988121
        1 | data: 0.9999987571
            data: 0.9999987083
11
             data: 0.9999986677
     j: 1 |
             data: 0.9999986338
13
             data: 0.9999986048
     j: 1 |
             data: 0.9999985805
             data: 0.9999985600
15
     j: 1 |
     j: 1 |
             data: 0.9999985428
             data: 0.9999985283
             data: 0.9999985161
             data: 0.9999985059
20
             data: 0.9999984974
21
             data: 0.9999984902
22
             data: 0.9999984842
     j: 1 |
23
             data: 0.9999984792
     j: 1 |
24
             data: 0.9999984751
25
             data: 0.9999984716
             data: 0.9999984687
             data: 0.9999984663
28
             data: 0.9999984643
29
             data: 0.9999984626
     j: 1 |
30
     j: 1 |
             data: 0.9999984613
             data: 0.9999984601
32
        1 |
             data: 0.9999984592
33
             data: 0.9999984584
34
             data: 0.9999984579
             data: 0.9999984574
36
             data: 0.9999984571
37
             data: 0.9999984568
38
     j: 1 | data: 0.9999984568
```

Figura 5: Vetor resultado para o segundo teste.

Para o terceiro teste (n=500 e $b_i=\frac{1.0}{i}$, i=1,...,n), temos a seguinte imagem (que precisou ser cortada no elemento da linha 38):

```
data: 0.2898702619
       j:
              data: 0.2341134459
              data: 0.1896667126
              data: 0.2152470780
              data: 0.1910406083
       j:
              data:
                    0.1656513770
              data: 0.1556703488
i: 8
              data: 0.1402042227
              data: 0.1252260484
  10
               data: 0.1144056475
  11
               data: 0.1040978964
  12
               data: 0.0947716352
  13
               data: 0.0870475643
  14
               data: 0.0802122995
i: 15
               data: 0.0741664884
  16
               data: 0.0689380175
  17
               data: 0.0643335032
               data: 0.0602560027
  19
               data: 0.0566543542
i: 20
               data: 0.0534491281
  21
               data: 0.0505812139
i: 22
               data: 0.0480077909
  23
               data: 0.0456869701
  24
               data: 0.0435841649
  25
               data: 0.0416716118
               data: 0.0399249355
  27
               data: 0.0383234943
  28
               data: 0.0368500166
  29
               data: 0.0354896417
  30
               data: 0.0342296398
               data: 0.0330591283
  32
               data: 0.0319687059
  33
               data: 0.0309502308
  34
               data: 0.0299966361
  35
               data: 0.0291017541
  36
               data: 0.0282601805
  37
               data: 0.0274671648
  38
               data: 0.0267185132
```

Figura 6: Vetor resultado para o terceiro teste.

Por fim, como esperado, o método converge muito rápido e não precisa de muitas iterações para tanto. Como sabemos o resultado dos dois primeiros testes ($x_i=1.0,\ i=1,...,n$), podemos afirmar que, para esses dois, o resultado obtido foi realmente bastante acurado. Já no terceiro teste, mesmo não tendo o resultado como nos dois primeiros, confiamos que a precisão está também muito boa, visto que a implementação está correta. Assim, os resultados também o estão.